开放式创新平台用户交互对隐性社区的影响研究*

■ 吉海颖[1,2] 戚桂杰[1] 李娜[3]

[1] 山东大学管理学院 济南 250100 [2] 山东师范大学商学院 济南 250014

[3] 南京大学信息管理学院 南京 210093

摘 要：[目的/意义]基于关注和评论两种类型的交互网络及它们的组合网络，研究开放式创新平台用户交互对隐性社区的影响。[方法/过程]收集 LEGO IDEAS 平台中半年的用户交互数据，运用拓扑分析、中心性分析、社区分析，借助 Gephi 软件分别针对关注、评论和组合关系构建3期网络关系图并进行演化分析。[结果/结论]3种交互网络都具有无标度网络特性，少数用户涉及大量的交互。组合网络更接近开放式创新平台的真实网络结构。"评论"对隐性社区的形成及创新参与更重要。随着时间的增长，隐性社区节点数和连接数呈现递增趋势，新的节点更倾向于与那些具有较高连接度的中心节点相连接，信息传播效率越来越高。组合网隐性社区中，基于"评论"关系的子群随着时间推移更新迭代较快，而基于"关注"关系的子群相对稳定且持久。

关键词：开放式创新平台 用户交互 隐性社区 社区演化 社会网络分析

分类号：G252.0

DOI：10.13266/j.issn.0252-3116.2022.05.011

1 引言

社交媒体的兴起为用户参与企业创新提供了便利。越来越多的企业构建开放式创新平台(open innovation platform, OIP)，探寻外部力量参与到企业的产品开发和设计中。在用户参与的创新平台中存在着许多社区结构(显性社区和隐性社区[1-2])影响着参与者的活跃度和整个平台的生命力。其中，显性社区通常是基于"关系结构"(如基于论坛、版块或朋友关系等)所组建[3]，用户通过加入群组参与平台活动。相反，隐性社区并没有明确定义为群组，而是由创新用户之间的"交互结构"有机形成的[3]。例如，用户可以评论创意；用户关注其他用户并追踪其创意的更新变化等。这些活动构建了 OIP 用户之间的互动关系，并形成复杂的交互网络。交互网络中的隐性社区反映了 OIP 中隐含的真实关系，对平台的影响更加隐蔽而强烈[2-3]。已有研究发现隐性社区在影响力分析、信息传播、网络营销、舆情预警中有重要的作用[3]，比显性社区更能揭示重要的知识[1]。在 OIP 场景中，研究网络的隐性社区结构不仅能够揭示网络内部错综复杂的关系，还能使平台管理者有的放矢地实施激励机制或管理措施，促进用户高质量创意的产出，助力企业创新。

目前关于企业 OIP 的研究成果非常丰富，学者们对领先用户识别、知识共享、持续贡献行为的研究较多，但针对社区结构及演化的研究相对较少。复杂网络的研究中对于社区结构的挖掘也大都聚焦于隐性社区发现算法的研究，并未厘清隐性社区形成的前因，即用户间不同类型的交互对隐性社区的影响。OIP 用户之间不同类型的交互(如评论、关注)具有不同的特征，形成差异化虚拟交互网络。随着时间推移，用户会建立、消除或者保持与其他用户之间的交互，用户间交互行为的演变会改变整个网络的拓扑结构，这是一个动态的过程[4-5]。这些交互行为的背后，能提取出代表用户之间真实关系的隐藏社会结构[6]。

基于此，笔者从 LEGO IDEAS(https://ideas.lego.com)开放式创新平台收集用户交互数据，基于不同的用户交互类型，构建 OIP 用户评论网络、关注网络以及评论和关注的组合网络，分析 OIP 用户交互对隐性社区的影响，拟探索以下问题：①不同类型的交互网络是否具有不同的性质？②哪种类型的交互对隐性社区结构的形成更重要？③隐性社区如何演变？以期了解不同类型的用户交互对隐性社区结构的影响，为管理者

* 本文系国家自然科学基金面上项目"价值链视角下企业开放式创新平台多阶段成效演进研究"(项目编号：72072103)研究成果之一。

作者简介：吉海颖，讲师，博士研究生，E-mail：juliaji@163.com；戚桂杰，教授，博士生导师；李娜，博士研究生。

收稿日期：2021-09-14 修回日期：2021-11-01 本文起止页码：105-115 本文责任编辑：王传清

有针对性地开展平台管理工作,提升 OIP 用户的活跃度,促进创意的有效产出提供一定的参考。

2 相关研究综述

2.1 在线社区用户交互行为研究

已有关于在线社区用户交互行为的研究多从交互者身份维度划分交互类型,且大都仅围绕评论或关注单一交互行为,研究主要包括:①不同交互主体间基于评论、回复或问答的交互行为研究。邱均平等基于微博中的评论、回复探究博主与评论者形成的交互网络[7];蔡志斌等基于提问者与回答者之间的问答,探求用户参与问答社区互动的特点[8];K. W. Chan 等发现用户与用户、用户与企业间的评论的数量及频率对用户后续的创意提交有显著影响[9];刘倩等基于用户、同伴、企业专家三方之间的评论,研究在线交互对用户创意质量的影响[10];N. Wang 等发现众筹平台中创意提交者与支持者之间的评论、回复对众筹成功有正向显著影响[11]。②不同交互主体间基于关注的用户交互行为研究。詹天成等研究发现微博领袖间基于关注所形成的网络对消息传播有积极影响[12];蒋雨婷等根据交互主体和交互方向的不同对该社区的用户社会交互行为进行分类,研究在线社区用户与用户、用户与平台之间的关注、收藏等主动交互对知识付费用户预测的贡献程度,发现用户间的交互影响大于用户和平台交互的影响,社交互动的程度越大,其对知识付费行为预测的贡献越大[13];庄倩等研究在线社区用户与用户之间的关注交互对社会标注的影响,发现不同交互特征的用户间的社会标注行为存在显著差异[14]。

在线社区用户交互行为还分为不同类型,如营销学领域将消费者在社交平台上的互动分为两类:基于意见的交互(如在线口碑、用户评论)和基于行动的交互(如软件下载量、产品购买数量)[15-18]。上述对用户交互的研究大都围绕基于意见的交互(在线评论、回复、问答)或基于行动的交互(关注)单一类型交互,少有同时考虑且区分基于意见、基于行动两类的交互的研究。笔者引入消费者行为研究中对交互类型的划分,将 OIP 用户的交互行为分为两类:用户间的评论交互(基于意见的交互)和用户间的关注交互(基于行动的交互),分析不同类型交互对蕴含的隐性社区的影响。

2.2 社区结构研究

目前,社区结构研究主要从以下两个方面展开:①社区发现研究,旨在用何种方法/算法揭示网络中隐含的社区结构。该研究方向在计算机相关研究领域较常见,重点在于社区发现算法的优化及创新。张海涛等梳理了社区发现的多种方法[19]。此类研究一般假定社区变化是平缓的,网络变化中存在核心稳定的社区结构[3]。②社区结构演化,基于现实关系数据的动态演变,从"动态"角度出发,考察不同时间段之间的交互网络结构的变化[20],这类研究旨在揭示隐性社区演化的背后机理。吴江探究用户个体属性和网络结构属性对用户朋友关系网络动态演化的影响[21];巴志超等对不同目标需求的微信群中信息交流网络的拓扑结构特征、用户特征量分布、信息交互类型以及演化规律性进行分析[22];R. Karan 等从成员间相互作用的强度和频率,以及不同社区之间重叠的程度描述从初始社区结构到当前网络拓扑结构的时间演化过程[23]。但已有社区结构演化研究忽略了用户交互视角,尚未考虑不同类型交互对隐性社区结构的影响。

鉴于以上分析,笔者基于 LEGO IDEAS 开放式创新平台的用户交互数据,构建不同类型的交互网络及其组合网络,探究 OIP 用户交互对隐性社区形成及演化的影响,以期丰富在线社会网络的社区结构演化的研究视角。

3 研究设计

3.1 研究框架

笔者确定两种 OIP 用户交互关系:评论和关注。由于用户交互不受一种类型的限制,研究结合评论和关注的组合网络是必然的。因此,笔者根据用户交互关系构建了以下 3 种交互网络:关注网络(follow 网)、评论网络(comment 网)、关注和评论的组合网络(combined 网)。社会网络分析(social network analysis, SNA)可用于揭示关系和交互的模式,并发现 OIP 中的隐性社区结构。笔者利用 SNA 中整体网络结构研究中的 3 种主要分析类型,即拓扑分析、中心性分析和社区分析[20],以两个月为时间窗口,从整体、个体、小团体 3 个层面研究 OIP 用户交互网络对隐性社区的影响。研究框架见图 1。

3.1.1 拓扑分析

拓扑分析可被用来发现网络的结构特性。构建评论网络、关注网络以及组合网络,针对不同的社会网络分别计算 3 种交互网络的聚类系数、平均路径长度和累积度分布。以期从整体视角分析 OIP 交互网络的特征,旨在了解不同类型的交互网络是否具有不同的性质。

吉海颖，戚桂杰，李娜.开放式创新平台用户交互对隐性社区的影响研究[J].图书情报工作,2022,66(5):105－115.

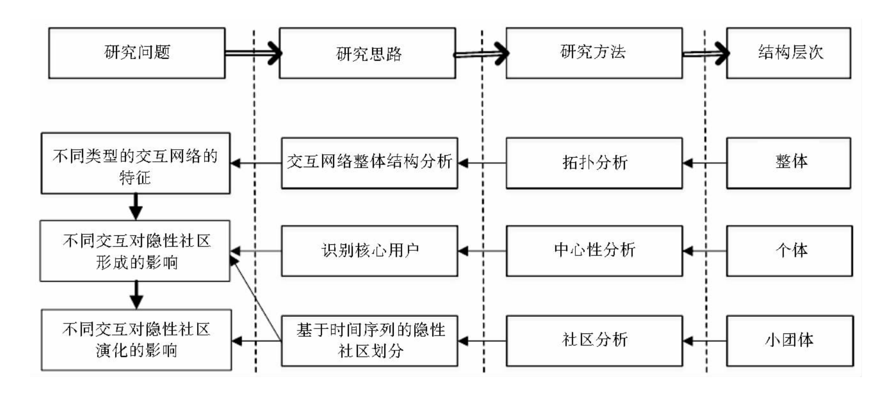


图1　研究框架

3.1.2　中心性分析

隐性社区的分析，需要先对社区信息传播有重要作用的关键用户进行分析。中心性用以表达社交网络中个体在整个网络中所在中心的程度，通过构建不同交互网络，采用中心性测量指标：度中心性、中间中心性和接近中心性[24]计算个体特征指标。分析不同时期用户的交互行为特征，勾画用户在不同类型交互中的地位、作用及对平台信息传播的参与效果，分析不同阶段个体网络变量对交互网络演变的影响。

3.1.3　社区分析

社区分析旨在识别社会网络中的隐性社区及其动态演化过程。通过最大化组内链接密度，同时最小化组间连接密度来发现网络中的隐式社区。使用基于模块度的 Louvain 社区发现算法划分社会网络的社区，识别社会关系网络中的隐性社区结构。首先，对每一个阶段的 3 类网络进行统计分析，获得隐性社区的初始特征数据。其次，将隐性社区可视化，以更加直观的方式展示评论关系网络与关注关系网络对组合网络的作用。最后，对 3 个阶段的 3 类网络进行演化分析，通过对同一时间的 3 种不同社会网络的横向比较，识别组合网络中重要的网络关系，探究何种交互对隐性社区的形成更重要，并结合同一关系网络在不同阶段的纵向变化，分析不同网络的演化特征。

3.2　数据来源

LEGO IDEAS 是一个为乐高爱好者提供发表创意和意见的开放式创新平台，乐高爱好者可以在不同主题板块中展示他们自己的创意作品，也可对其他人提交的作品进行浏览、支持、评论和关注等。截至 2020 年 12 月，乐高爱好者已经在社区中提出 36 531 个创意作品，其优秀创意作品上架销售，并获得了广大爱好者的喜爱。LEGO IDEAS 拥有成熟的平台组件，用户参与度较高，符合研究分析的要求，是理想的研究对象。

笔者自行编写 Python 程序，在 LEGO LDEAS 中爬取 2017 年 5 月 1 日至 2017 年 10 月 30 日间，平台中最大的兴趣组“architecture”中的用户交互数据，包括每一个创意项目的用户评论、评论时间、评论者以及用户所有关注行为的数据。对获取的原始数据进行数据清洗，剔除无实质或重复的内容，最终获得 3 081 个样本用户，并以此为基础，检查与之相关用户的交互关系。

3.3　数据处理及工具

首先，基于不同的用户交互行为构建 3 种不同的社会网络。其中，节点表示开放式创新平台中的参与用户，节点间的连线表示用户之间的交互关系（如关注或评论），如果用户 A 评论或者关注了用户 B，则会有一条由 A 指向 B 的弧，同样用户 B 也可以评论或关注用户 A，由此产生用户 A 与用户 B 的互惠关系，由双向箭头的弧表示，从而由用户交互关系构建形成社会网络。其次，分别计算 3 种社会网络的相关网络特征（如平均路径长度、聚类系数、累积度分布以及度中心性、接近中心性和中介中心性），从而完成拓扑分析和中心性分析。然后，选出每一时期评论网、关注网及组合网中主要的簇，分析组合网隐性社区的组成来自何种类型的交互网络。同时，纵向上，分析 3 个不同时期各个交互网络的隐性社区演化过程，并利用 Gephi 进行网络可视化。

已有研究网络演化的文章对于网络阶段的时间窗口划分没有统一的规定，大都根据研究对象的实际情况进行划分。现有学者在研究在线社会网络时，以一个月为时间节点进行划分[25－26]。还有学者以两个月为一个阶段提取在线社区的关系数据进行网络演化的研究[27]。参考前人研究，并结合 LEGO IDEAS 的用户交互数据量，笔者以两个月为时间窗进行社区演化分析，在开放式创新平台中，两个月的时间可以更好地保证用户的参与度与活跃度。

4 结果分析

4.1 交互网络拓扑分析

在复杂网络的研究中,拓扑分析可被用来发现网络的结构特性。一些广泛用于网络拓扑描述的测量指标有平均路径长度、聚类系数和度分布[28-29]。前人已经提出了 3 种模型来描述网络的拓扑结构,即随机图模型[30]、小世界模型[31]和无标度模型[32]。不同的网络拓扑结构可以解释不同的网络功能[33]。不同类型交互网络拓扑分析的统计特征如表 1 所示:

表 1 不同类型交互网络拓扑分析的统计特征

交互网络	关注网	评论网	组合网
节点数	2 076	1 518	3 021
连接数	3 408	3 870	7 368
聚类系数	0.094	0.255	0.250
平均路径长度	3.59	3.62	3.84
平均度	3.28	5.96	4.88

如表 1 所示,从 3 个网络的节点数来看,一半用户是"潜水"用户,不曾参与任何评论,更多的用户选择默默关注其他用户或创意,只有 9% 的用户同时参与了两种类型的交互,评论和关注了其他用户或其创意。聚类系数表明,评论网(0.255)比关注网(0.094)具有更大的内聚性,交互程度也更深,组合网(0.250)受评论网的影响略大。关注网的聚类系数 0.094 远低于评论网和组合网,表明用户可能只关注了其他用户的部分创意,交互深度不够,或用户之间的连接不是随机的,而是根据其偏好产生的[34],用户的偏好较分散(关注网最大入度为 40,最大出度为 310),因此聚集效果不明显。3 个网络的平均路径长度都小于 10,该社区中每两个用户平均仅需要不到 4 个用户来建立联系,比"六度分离"还要小,说明用户愿意彼此交流[35],创新扩散的速度较快,用户之间的交互得到有效支持。

网络的累积度分布如图 2、图 3 和图 4 所示。这 3 个网络的度分布均遵循幂律分布,由此可以判断 3 个交互网络都具有无标度特性,且拟合度高(关注网:R2 =0.96;评论网:R2 =0.98;组合网:R2 =0.98)。这表明少数用户涉及大量的交互,它们是网络的"中心",随着网络规模不断扩大,新的节点更倾向于与那些具有较高连接度的中心节点相连接。评论网的拟合系数略高于关注网,这意味着,相对于关注用户或其创意的更新,平台用户更多的交互行为是发表评论,或会对某些创意展开激烈的讨论(评论网最大入度 200)。

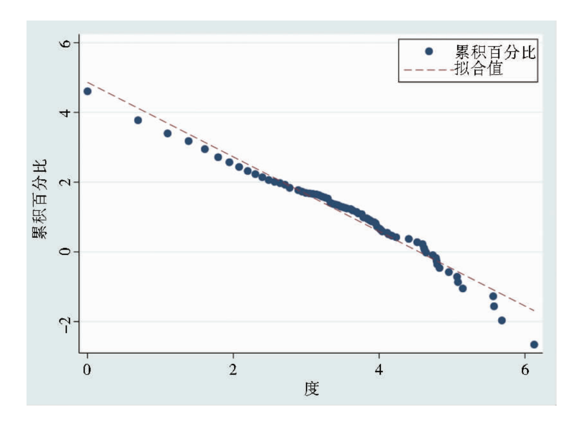


图 2 评论网累积度分布

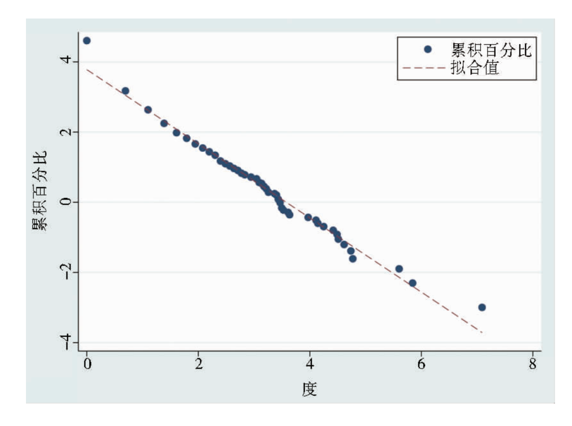


图 3 关注网累积度分布

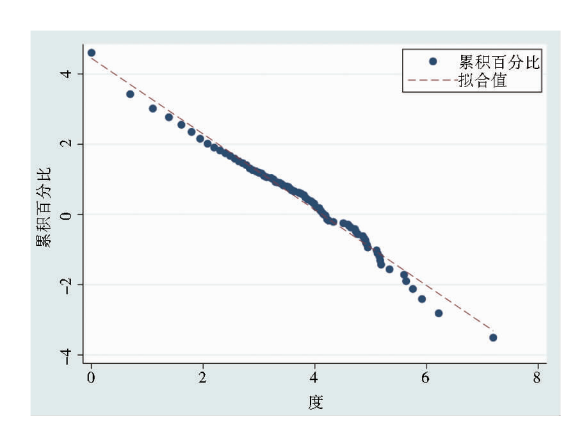


图 4 组合网累积度分布

4.2 中心性分析

将研究数据划分为 3 期,选择两个月为时间窗口,计算每一个网络的中心性指标:度中心性、中间中心性和接近中心性[24],并根据中心性分析发现关键用户节点,试分析不同阶段个体网络变量对交互网络演变的影响。

4.2.1 度中心性分析

度中心性是指一个节点与其他节点直接相连的关系总数。一个节点的度越大就意味着这个节点越重要,在各种社会关系网络中,度中心度值大的用户,通

吉海颖，戚桂杰，李娜. 开放式创新平台用户交互对隐性社区的影响研究[J]. 图书情报工作,2022,66(5):105－115.

常是最活跃、最具影响力的。笔者计算 3 类交互网络中所有个体的度中心度,并分 3 个阶段展示度中心度最高的前 10 名用户(见表 2),以便更直观地比较不同网络的关键用户特征。

表 2　不同阶段网络度中心度最高的前 10 用户

		关注网		评论网		组合网	
5－6 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#98	RobenAnne	#9	AndrewClark2	#9	AndrewClark2
	2	#101	POTATO X	#4	Mukkinn	#101	POTATO X
	3	#14	mimi68	#63	Spacewalker78	#98	RobenAnne
	4	#111	ExcelsiorUK	#53	Micro_Model_Maker	#14	mimi68
	5	#26	Julie_Beans	#33	Tim10000	#4	Mukkinn
	6	#402	Ldd_fan	#28	LuisPG	#111	ExcelsiorUK
	7	#47	Mr_Kleinstein	#14	mimi68	#26	Julie_Beans
	8	#29	lachie1023	#69	M7rock_3468	#63	Spacewalker78
	9	#258	polinozs	#101	POTATO X	#53	Micro_Model_Maker
	10	#354	PhilmMaker15	#39	cheeseinthepie	#28	LuisPG
7－8 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#62	Stephanix	#33	Tim10000
	2	#101	POTATO X	#33	Tim10000	#62	Stephanix
	3	#54	Damian T	#48	Mitsuru Nikaido	#101	POTATO X
	4	#98	RobenAnne	#63	Spacewalker78	#48	Mitsuru Nikaido
	5	#262	whatsuptoday	#19	Han Sbricksteen	#54	Damian T
	6	#39	cheeseinthepie	#32	penpen2012	#63	Spacewalker78
	7	#313	doomsday357	#59	JediPippin	#19	Han Sbricksteen
	8	#266	Techtonos	#53	Micro_Model_Maker	#32	penpen2012
	9	#32	penpen2012	#85	BrickBelt	#98	RobenAnne
	10	#58	Croc－blanc	#89	MoMoLam	#39	cheeseinthepie
9－10 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26	#33	Tim10000
	2	#98	RobenAnne	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26
	3	#101	POTATO X	#63	Spacewalker78	#63	Spacewalker78
	4	#39	cheeseinthepie	#1	cmortay	#139	BrixGoFar
	5	#51	OrientExpress26	#139	BrixGoFar	#1	cmortay
	6	#72	doomsday357	#133	BlueFalconNinja	#39	cheeseinthepie
	7	#10	INTJ-04	#39	cheeseinthepie	#133	BlueFalconNinja
	8	#139	BrixGoFar	#19	Han Sbricksteen	#19	Han Sbricksteen
	9	#18	DavideSacra	#28	LuisPG	#28	LuisPG
	10	#71	bricks474	#29	lachie1023	#29	lachie1023

在表 2 中,5－6 月的 3 类交互网络里,只有 2 位用户（#14、#101)同时出现在 3 类网络的前 10 名中。换句话说,拥有最多关注关系的用户并不一定拥有最多评论关系。在合并后的网络中,排名前 10 的用户中有 7 位出现在评论网络中,而出现在关注网络的前 10 位用户中的有 5 位。7－8 月的 3 类交互网络中,同样只有 2 位用户（#32、#33)同时出现在 3 类网络的前 10 名中,关注网和评论网都有 6 位用户出现在组合网络的前 10 名中,两类网络平分秋色。9－10 月的 3 类交互网络中,有 4 位用户（#33、#41、#51、#139)同时出现在 3 类网络的前 10 名中,而且,#33 用户连续 4 个月都活跃在平台上,且在组合网络中的名次进一步上升。关注网有 4 位用户出现在组合网络的前 10 名中,#101 用户依然保持关注网中的第 3 位,但却未出现在组合网的前 10 名中。评论网的 10 位用户均出现在组合网络的前 10 名中。数据表明 5－10 月,用户交互中评论关系占据主导,但关注关系的影响渐渐凸显,且关注网络中有几名用户一直排名靠前(#98、#101、#33)说明关注关系可以形成更加长久的关系结构并且结构更稳定。

4.2.2 中间中心性分析

中间中心性度量的是一个节点对其他节点传输信息及社区资源的控制能力。如果一个节点处于很多其他节点对的捷径(最短路径)上,该节点就具有较高的中间中心度[20]。具有高中间中心度的用户通常被看作不同社区之间的桥梁。表 3 显示了 3 个不同阶段中,每类交互网络中间中心度前 10 名的用户列表。结果显示,5 - 6 月组合网络中间中心度前 10 名的用户在关注网和评论网中各占 6 名。其中有两名用户均出现在评论网和关注网的前 10 位名单中,#14 也同样出现在 5 - 6 月的度中心度前 10 名列表中,说明该用户不但积极参与用户的评论和关注两类交互,还对网络与其他用户的交互进行控制和协调。7 - 8 月组合网前 10 名中有 6 名来自评论网,4 名来自关注网。9 - 10 月的评论网在合并后的网络中提供了更多的高中间中心度用户(8 个重叠),而关注网只有 3 个重叠数据。从这 3 期数据来看,评论网的高中间中心度用户在组合网的比重略有增加,相对关注关系,积极参与创意讨论的用户更多的控制信息传递及社区资源。#14、#19、#63、#98、#101 的中间中心度与点度中心度与均排在靠前的位置,这几位用户是平台的活跃用户,在创新参与及创新扩散的过程中具有强大的影响力。

表 3 不同阶段网络中间中心度最高的前 10 用户

		关注网		评论网		组合网	
5 - 6 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#14	mimi68	#63	Spacewalker78	#69	M7rock_3468
	2	#98	RobenAnne	#47	Mr_Kleinstein	#98	RobenAnne
	3	#101	POTATO X	#69	M7rock_3468	#14	mimi68
	4	#26	Julie_Beans	#9	AndrewClark2	#9	AndrewClark2
	5	#111	ExcelsiorUK	#93	mitenko	#93	mitenko
	6	#47	Mr_Kleinstein	#14	mimi68	#57	XRay8K
	7	#258	polinozs	#53	Micro_Model_Maker	#26	Julie_Beans
	8	#29	lachie1023	#44	ruimrbranco	#101	POTATO X
	9	#248	Lego Technic Mastery	#4	Mukkinn	#47	Mr_Kleinstein
	10	#57	XRay8K	#157	PIANODUDE04	#4	Mukkinn
7 - 8 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#62	Stephanix	#62	Stephanix
	2	#101	POTATO X	#33	Tim10000	#33	Tim10000
	3	#262	whatsuptoday	#63	Spacewalker78	#32	penpen2012
	4	#58	Croc-blanc	#6	JonathanLoo	#19	Han Sbricksteen
	5	#313	doomsday357	#32	penpen2012	#54	Damian T
	6	#54	Damian T	#19	Han Sbricksteen	#101	POTATO X
	7	#266	Techtonos	#39	cheeseinthepie	#39	cheeseinthepie
	8	#98	RobenAnne	#59	JediPippin	#104	Melvin7s
	9	#291	INTJ-04	#53	Micro_Model_Maker	#59	JediPippin
	10	#34	KingsKnight	#85	BrickBelt	#98	RobenAnne
9 - 10 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26	#33	Tim10000
	2	#98	RobenAnne	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26
	3	#157	PIANODUDE04	#146	Luke Lyons	#146	Luke Lyons
	4	#74	yUSAF	#19	Han Sbricksteen	#19	Han Sbricksteen
	5	#82	marti? o	#139	BrixGoFar	#98	RobenAnne
	6	#8	SnahMac	#133	BlueFalconNinja	#139	BrixGoFar
	7	#101	POTATO X	#63	Spacewalker78	#29	lachie1023
	8	#66	Becke1995	#66	LM71Blackbird	#39	cheeseinthepie
	9	#29	lachie1023	#39	cheeseinthepie	#133	BlueFalconNinja
	10	#14	bricks474	#29	lachie1023	#282	Peanutgallery4

吉海颖，戚桂杰，李娜. 开放式创新平台用户交互对隐性社区的影响研究[J]. 图书情报工作,2022,66(5):105－115.

4.2.3 接近中心性分析

接近中心性度量的是网络中的用户在多大程度上不受其他用户的控制。接近中心性分析可以发现网络中消息传递的快捷途径和对消息传播有重要作用的节点。表 4 展示了每一期不同交互网络中接近中心度最高的 Top10 用户,5－6 月关注网与组合网有 4 个重叠,评论网与组合网有 5 个重叠。7－8 月同前一阶段一样,关注网与组合网有 4 个重叠,评论网与组合网有 5 个重叠。9－10 月,关注网和评论网均与组合网有 5 个重叠。从 3 期数据来看,关注网的高接近中心度用户在组合网的占比逐渐凸显,相对评论关系,关注网的用户对社区信息获取较容易。排序越靠前的节点说明其可以更快捷地获取其他节点的信息传递,如#33。

表 4 不同阶段网络接近中心度最高的前 10 用户

		关注网		评论网		组合网	
5－6 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#26	Julie_Beans	#84	LM71Blackbird	#26	Julie_Beans
	2	#354	PhilmMaker15	#108	catzndragonz	#84	LM71Blackbird
	3	#258	polinozs	#121	Brick picker	#4	Mukkinn
	4	#14	mimi68	#182	argo71	#9	AndrewClark2
	5	#111	ExcelsiorUK	#30	FungWan	#90	GeekMomLife
	6	#101	POTATO X	#211	Lightningtiger	#14	mimi68
	7	#98	RobenAnne	#9	AndrewClark2	#258	polinozs
	8	#309	cpb14	#39	cheeseinthepie	#108	catzndragonz
	9	#53	Micro_Model_Maker	#179	Project Lego	#111	ExcelsiorUK
	10	#45	world2913	#14	mimi68	#30	FungWan
7－8 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#62	Stephanix	#33	Tim10000
	2	#313	doomsday357	#33	Tim10000	#62	Stephanix
	3	#58	Croc-blanc	#63	Spacewalker78	#6	JonathanLoo
	4	#266	Techtonos	#121	Brick picker	#19	Han Sbricksteen
	5	#291	INTJ-04	#228	catzndragonz	#32	penpen2012
	6	#44	saabfan	#211	Lightningtiger	#48	Mitsuru Nikaido
	7	#54	Damian T	#6	JonathanLoo	#121	Brick picker
	8	#6	JonathanLoo	#90	nitramvortimid	#182	argo71
	9	#600	Tigerdyr1000	#182	argo71	#291	INTJ-04
	10	#66	BrickGallery	#362	jvolekas	#54	Damian T
9－10 月	排名	Id	用户名	Id	用户名	Id	用户名
	1	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26	#33	Tim10000
	2	#15	BrixGoFar	#33	Tim10000	#51	OrientExpress26
	3	#157	PIANODUDE04	#362	jvolekas	#121	Brick picker
	4	#14	bricks474	#211	Lightningtiger	#362	jvolekas
	5	#32	doomsday357	#121	Brick picker	#18	DavideSacra
	6	#66	Becke1995	#63	Spacewalker78	#139	BrixGoFar
	7	#18	DavideSacra	#179	Project Lego	#157	PIANODUDE04
	8	#48	Mitsuru Nikaido	#1	cmortay	#45	Nikita_School
	9	#111	ExcelsiorUK	#18	DavideSacra	#71	bricks474
	10	#40	Zach-And-Emmet	#90	nitramvortimid	#251	Sleepy17

4.3 社区分析

笔者基于模块度的 Louvain 社区发现算法对 3 个网络的聚类行为进行分析并统计相关数据。表 5 是 5－6 月各个网络统计数据。结果显示,关注网包含 85 个簇,最大的簇包含 119 个节点,占该网络总节点数 21.5%。可视化显示规模大于 10 的 9 个簇,见图 5。最大的簇(浅蓝色)中的核心用户 #98(RobenAnne)是关注最多的用户,其次是用户#101(POTATO X),其他几个较大的簇也都有积极的用户主宰。评论网包含 188 个簇,图 5 可视化显示 9 个规模大于 10 的簇。最大的簇位(紫色)包含 109 个节点,占该网络总节点数的 21.8%。

表 5 5－6 月交互网络社区分析统计数据

网络类型	关注网	评论网	组合网
总节点数	554	499	877
总连接数	862	1 043	1 802
平均度	3.112	4.180	4.109
最大入度	20	138	146
最大出度	122	54	136
簇数	85	188	104
最大簇含有节点数	119	109	394
最大簇含有连边数	118	281	698

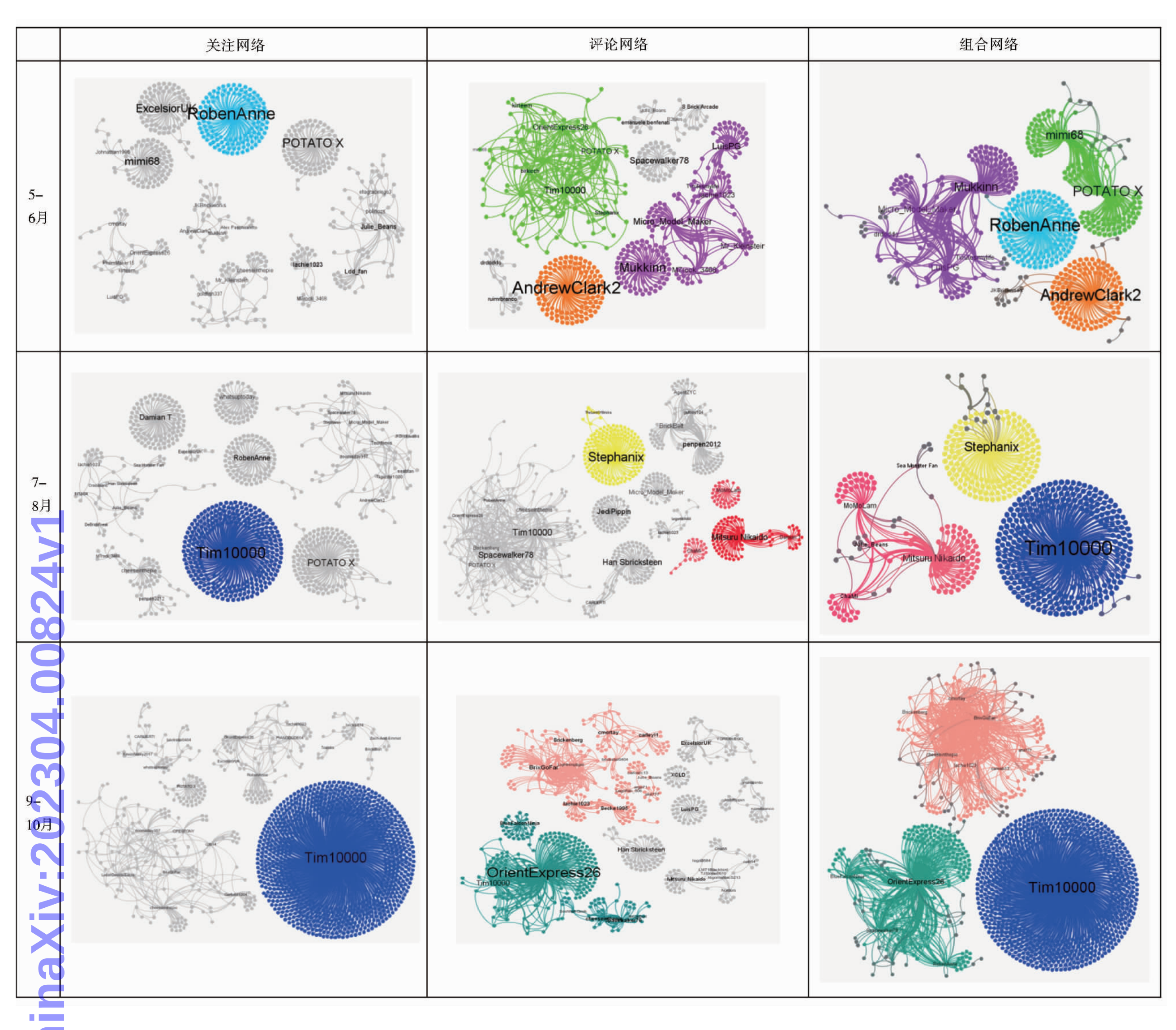


图 5　不同阶段的不同关系网络的社区分布

笔者基于评论和关注这两种类型的关系来构建组合网络。组合网络包含 877 个用户和 1 802 条边，有 104 个簇。最大的一个有 394 个用户、698 条连边，该簇占组合网络中的总成员的 44.9%，这个簇比评论网络和关注网络中最大的簇大得多，这意味着一些用户连接这两个网络。图 5 所示组合网络中规模大于 120 的簇，其中浅蓝色社区可以在关注网络中找到，其余部分均主要来自评论网络。这表明 5－6 月的社区形成中，评论关系更重要，因为它形成组合网络的基础并且代表主要社区。

表 6 是 7－8 月各个网络统计数据。结果显示，关注网包含 72 个簇，最大的簇包含 259 个节点，占该网络总节点数 32.9%。可视化显示 9 个规模大于 10 的簇，见图 5。最大的簇位的核心用户是 #33 (Tim10000)，该用户异常活跃，关注了 200 多个用户，比其他几个的簇规模明显大一些，其余簇相较上一期数据变化不太大。评论网包含 105 个簇，图 5 可视化显示 10 个规模大于 10 的簇。从核心用户标签来看，与上一期评论网主要簇有很大的不同。

表 6　7－8 月交互网络社区分析统计数据

网络类型	关注网	评论网	组合网
总节点数	786	757	1 336
总连接数	1 032	1 613	2 532
平均度	2.626	4.2616	3.790
最大入度	19	200	207
最大出度	310	84	377
簇数	72	105	153
最大簇含有节点数	259	167	626
最大簇含有连边数	261	400	1 090

7－8 月阶段的组合网络有 1 336 个节点和 2 532

条连边，网络规模比前一阶段大很多，说明该阶段“建筑”主题社区有不少新用户加入。规模大于120的簇如图5所示，这些簇中蓝色簇可以在关注网络中找到，其余部分均主要来自评论网络。在这一阶段的社区形成中，由于#33用户异常活跃，使得评论网络与关注网络在组合网隐性社区形成中的占比不分伯仲，但剔除#33后，该子社区的成员几乎全部为孤立节点，即#33用户自己连接了大量的用户，除了#33用户，其他用户之间少有关注关系，从交互深度来看，评论关系依然对组合网络隐性社区的形成有较强的影响。

9－10月各个网络统计数据如表7所示。关注网包含107个簇，最大的簇包含471个节点，占该网络总节点数42.8%。可视化显示6个规模大于10的簇，见图5。最大的簇位依然是#33(Tim10000)用户所主导的，且其关注的用户数比上一阶段又有增加。评论网包含123个簇，可视化显示13个规模大于10的簇，每个主要簇的规模比上一期明显增大，说明部分创意项目脱颖而出，吸引大量用户参与评论。

表7　9－10月交互网络社区分析统计数据

网络类型	关注网	评论网	组合网
总节点数	1 101	693	1 527
总连接数	1 514	2 094	3 372
平均度	2.755	6.043	4.416
最大入度	40	119	143
最大出度	858	296	887
簇数	107	123	157
最大簇含有节点数	471	196	733
最大簇含有连边数	473	310	1 243

9－10月的组合网络有1 527个节点和3 372条连边，网络规模比前一阶段有所增加。最主要的簇见图5，其中最大的簇包含733个用户和1 243条连边，该簇占组合网络中总成员的48%，依然比订阅网络和关注网络中最大的簇大得多。组合网络主要簇中蓝色部分可以在关注网络中找到，其余两个主要部分均来自评论网络。在这一阶段的社区形成中，由于#33用户仍然异常活跃，以一己之力使“关注”关系的数量超过了“评论”关系，但该部分几乎所有的边都是#33节点发出的，其他节点之间没有交互，也少有节点关注#33。从交互深度来看，评论关系数量上不占优势，但依然对组合网络隐性社区的创新传播有较大的影响。从隐性社区结构的稳定性来说，关注关系维持长久并结构稳定，以“Tim10000”为核心的基于评论关系的隐性社区，连续两期出现在组合网最大的隐性社区中。

研究显示关注和评论网络仍有大量的离散小集群，只有小部分的成员连接并形成相对较大的集群，隐性社区出现了低连通性模式。然而，当两种类型的交互组合时，将形成大得多的主导簇。如前所述，用户不受任何单一类型的交互约束，可以涉及关注和评论两类交互，因此，组合网络很可能更接近社区的真实结构。并且，不管是隐性社区的形成还是创新扩散，评论比关注的影响更强烈，但关注交互更稳定且持久，便于用户获取信息。

在3类交互网络中，由于组合网最接近实际交互网络，笔者分别对3个阶段组合网络的基本信息进行统计，进一步梳理网络演变的特征(见表9)。随着时间演化，组合网络中的节点数和连接数呈现递增趋势，而从密度和平均度来看，3期变化不太大。这说明随着时间增长，网络并没有变得越来越稠密，与稠密的全耦合网络相比，实际网络依然是稀疏的。从平均路径长度来看，网络的平均距离随着时间的变化呈现越来越小的趋势，研究表明许多实际网络都存在这种趋势，也称为直径收缩现象[36]，这说明随着时间演变，平台用户之间的关系在不断增加，有更多的用户不断地参与到平台活动中，这种关系紧密度不高，但可以提高OIP中的信息传播效率，使信息扩散范围增大。传播效率的增加一方面也会增加用户之间的学习成效，有利于用户的创意贡献。

表9　3期组合网基本信息

项目	总节点数	总连接数	平均度	密度	平均路径长度
一期(5－6月)	877	1 802	2.055	0.002	5.186
二期(7－8月)	1 336	2 532	1.896	0.001	4.046
三期(9－10月)	1 527	3 372	2.213	0.001	3.979

5　结语

笔者试图探讨隐性社区形成的前因，从3个层面分析了用户交互对隐性社区的影响。研究结果表明：①3种交互网络的度分布遵循幂律分布，网络都具有无标度特性。②不同交互关系围绕核心用户形成新的隐性社区，组合网络更接近OIP的真实网络结构。从组合网关系构成及交互深度来看，评论关系对组合网络隐性社区的形成及创新扩散的影响更大。③从网络演化来看，随着时间增长，隐性社区中的节点数和连接数呈现递增趋势，信息传播效率提高。组合网隐性社区中，基于评论关系的子群更迭较快，基于关注关系的子群相对稳定且持久。评论与关注对隐性社区的影响

存在较大差异,基于评论关系形成的 3 期隐性社区结构变化较大,不存在某个稳定的子群。可能的原因是用户在平台中进行评论需要付出比关注更多的操作与学习成本,这在一定程度上使得基于评论的交互网络拥有了更重要的思想与学习基础,增加用户之间的关系价值,从而形成的隐性社区更体现其真实用户关系特征,同时,可以提高用户平台参与度与创意产出能力。此外,用户的关注关系会不断积累,导致关注网络随着时间推移不断增大,这便于用户获取信息,且短期内基于关注关系形成的隐性社区结构较稳定,但如果用户兴趣及关注重点发生变化,其隐性社区结构可能会重塑。本文研究结果可以辅助平台管理者从用户交互方面监管参与度,以便更好地维护平台的运营,保持平台用户活跃度。

本文主要贡献归纳如下:①引入消费者行为领域中对社区交互类型的划分,将 OIP 中用户的交互行为分为两类:基于意见的交互和基于行动的交互,弥补了现有文献未对 OIP 用户不同交互类型探讨的缺失。②从用户交互视角对隐性社区形成的前因进行分析,丰富了隐性社区发现的研究框架。③运用交互网络动态演化分析,呈现不同交互网络在同一阶段、不同阶段的演变过程,从“动态”的角度揭示了隐性社区的形成及网络结构演变。

笔者提出如下建议:①对社区管理者而言,应该鼓励用户关注自己感兴趣的创意,尤其是社区新手或经验不够丰富的用户,并激励其积极参与评论,这样才有可能获得灵感,为社区提供有质量的创意。②对参与他人创意评论的用户给予“勋章”或积分奖励,更好地促进用户间的学习和创意质量的提高。

笔者遵照相关规范进行研究设计,但仍然存在一定的局限性:①兴趣组限制。选择了参与度最大的兴趣组,虽然有一定的代表性但缺乏普遍性。②时间长度。未来仍需拓展时间长度,半年可以观察用户的网络关系演化,但更长的时间长度可能蕴含不同的变化。未来研究将会扩展数据选择的广度与长度,增加创意文本主题挖掘,为平台如何提高用户持续、深度交互和提升创意质量提出可行建议。

参考文献:

[1] CHAU M, XU J. Business intelligence in blogs: understanding consumer interactions and communities[J]. MIS quarterly. 2012, 36(4): 1189-1216.
[2] 逯万辉,谭宗颖. 基于显性-隐性二元关系的学术社区发现方法研究[J]. 情报科学, 2018, 36(1): 130-134.
[3] 王莉,程学旗. 在线社会网络的动态社区发现及演化[J]. 计算机学报, 2015, 38(2): 219-237.
[4] 吴江. 社会网络的动态分析与仿真实验——理论与应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2012.
[5] 罗家德. 社会网分析讲义[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2010.
[6] TANG L, LIU H, ZHANG J. Identifying evolving groups in dynamic multi-mode networks[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2012, 24(1): 72-85.
[7] 邱均平,李威. 基于社会网络分析的博主与评论者关系研究——以“科学网博客”为例[J]. 情报科学, 2012, 30(7): 959-963.
[8] 蔡志斌. 知乎社区成员互动关系研究——以“小米手机”话题为例[J]. 图书情报工作, 2016, 60(17): 88-93.
[9] CHAN K W, LI S Y, ZHU J J. Fostering customer ideation in crowdsourcing community: the role of peer-to-peer and peer-to-firm interactions[J]. Journal of interactive marketing, 2015, 31(3): 42-62.
[10] 刘倩,孙宝文. COI 社区在线交互对用户创意质量的影响——专业成功经验的调节效应[J]. 南开管理评论, 2018, 21(2): 16-27.
[11] WANG N, LI Q, LIANG H, et al. Understanding the importance of interaction between creators and backers in crowdfunding success[J]. Electronic commerce research and application, 2018, 27(1): 106-117.
[12] 詹天成,曹子君,王忠义. 基于社会网络分析的微博媒体领袖间的关系研究[J]. 情报科学, 2018, 36(8): 15-21.
[13] 邓胜利,蒋雨婷. 用户交互特征对知识付费行为预测的贡献度研究[J]. 图书情报工作, 2020, 64(8): 93-102.
[14] 庄倩,骆慧颖,戴岽丞,等. 用户交互对社会标注行为的差异影响研究——以豆瓣网为例[J]. 图书情报工作, 2020, 64(20): 117-128.
[15] CHEN Y B, WANG Q, XIE J H. Online social interactions: a natural experiment on word of mouth versus observational learning[J]. Journal of marketing research, 2011, 48(2): 238-254.
[16] THIES F, WESSEL M, BENLIAN A. Effects of social interaction dynamics on platforms[J]. Journal of management information system, 2016, 33(3): 843-873.
[17] CHEUNG C, BO S, LIU I. Do actions speak louder than voices? the signaling role of social information cues in influencing consumer purchase decisions[J]. Decision support systems, 2014, 65(1): 50-58.
[18] TUCKER C, ZHANG J. How does popularity information affect choices? a field experiment[J]. Management science, 2011, 57(5): 828-842.
[19] 张海涛,周红磊,张鑫蕊,等. 在线社交网络的社区发现研究进展[J]. 图书情报工作, 2020, 64(9): 142-152.
[20] 刘军. 整体网分析讲义[M]. 上海: 世纪出版集团, 2009.
[21] 吴江,李姗姗,周露莎,等. 基于随机行动者模型的在线医疗社区用户关系网络动态演化研究[J]. 情报学报, 2017, 36(2):

213－220.

[22] 巴志超,李纲,毛进,等. 微信群内部信息交流的网络结构、行为及其演化分析——基于会话分析视角[J]. 情报学报, 2018, 37(10): 1009－1021.

[23] KARAN R, BISWAL B. A model for evolution of overlapping community networks[J]. Physica A: statistical mechanics and its applications, 2017, 47(4): 380－390.

[24] FREEMAN L C. Centrality in social networks: conceptual clarification[J]. Social networks, 1979(1): 215－240.

[25] 胡海波. 在线社会网络的结构、演化及动力学研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2010.

[26] 李立峰. 基于社会网络理论的顾客创新社区研究——成员角色、网络结构和网络演化[D]. 北京:北京交通大学, 2017.

[27] 邢小云. 在线社会网络结构演化及其对信息传播影响研究[D]. 合肥:合肥工业大学, 2012.

[28] CRUCITTI P, LATORA V, MARCHIORI M, et al. Efficiency of scale-free networks: error and attack tolerance [J]. Physica A, 2003, 320(6): 622－642.

[29] GIRVAN M, NEWMAN M E. Community structure in social and biological networks[J]. Proceedings of the Nationanl Academy of Sciences of the USA, 2002, 99(12): 7821－7826.

[30] BOLLOBÁS B. Random graphs [M]. London: Academic Press, 1985.

[31] WATTS D J, STROGATZ S H. Collective dynamics of "small-world" networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440－442.

[32] BARABÁSI A L, ALBERT R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509－512.

[33] ALBERT R, BARABASI A L. Statistical mechanics of complex networks[J]. Review of modern physics, 2002, 74(1): 47－97.

[34] 陈晓君. 基于 SNA 的 IdeaStorm 众包创新社区网络结构特征研究[J]. 价值工程, 2019, 38(14): 58－61.

[35] AYDIN M N, PERDAHCI N Z. Dynamic network analysis of online interactive platform[J]. Information systems frontiers, 2019, 21(2): 229－240.

[36] CHAKRABARTI D, FALOUTSOS C. Graph evolution: densification and shrinking diameters[J]. ACM transactions on knowledge discovery from data, 2007, 1(1): 2－42.

作者贡献说明：

吉海颖:论文选题、研究设计、数据采集、论文初稿撰写;

戚桂杰:提出研究方向与研究思路、论文指导及修改;

李娜:数据分析处理及论文修订。

Research on The Influence of User Interaction on Implicit Communities in Open Innovation Platforms

Ji Haiying[1,2] Qi Guijie[1] Li Na[3]

[1] School of Management, Shandong University, Jinan 250100

[2] School of Business, Shandong Normal University, Jinan 250014

[3] School of Information Management, Nanjing University, Nanjing 210093

Abstract: [**Purpose/significance**] From interactive networks and their combined networks based on the two types of attention and comments, this paper investigates the influence of user interaction on implicit communities in open innovation platforms. [**Method/process**] This study collected the half-year user interaction data in the LEGO IDEAS platform, used topology analysis, centrality analysis and community analysis, and then used Gephi to construct three-phase network relationship diagrams and analyze the evolution for the concerns, comments and combination relationships. [**Result/conclusion**] This paper demonstrates that the three types of interactive networks all have the scale-free network characteristics, where a small number of users are involved in a large number of interactions. The combined network is closer to the real network structure of the open innovation platform. Comments are more important for the formation of implicit communities and innovation participation. With the growth of time, the number of nodes and connections in implicit communities shows an increasing trend. New nodes tend to be connected with hub nodes with higher connectivity, and the information transmission efficiency is getting higher and higher. In the implicit community of the combined network, the subgroups based on comment relationships update and iterate faster over time, while the subgroups based on follow relationships are relatively stable and lasting.

Keywords: open innovation platform user interaction implicit communities community evolution social network analysis